

파티클 필터 기반의 로봇 측위에 관한 실험적 연구

김승연*, 김혜숙*, 김인철**

*경기대학교 컴퓨터과학과 학부생

**경기대학교 컴퓨터과학과 교수

e-mail:{kimsy0406, chia,, kic}@kgu.ac.kr

An Empirical Study on Robot Localization Based on Particle Filters

Hye-Suk Kim*, Seung-Yeon Kim*, In-Cheol Kim**

*Undergraduate Course, Dept of Computer Science, Kyonggi University

**Faculty, Dept of Computer Science, Kyonggi University

요 약

일반적으로 지능형 에이전트에게 요구되는 가장 기초적인 상황 인식 기능 중의 하나가 불확실한 센서 데이터에 의존하여 자신의 현재 위치가 어디인지를 파악하는 일이다. 본 논문에서는 대표적인 확률 기반의 측위 기법인 파티클 필터를 실제 로봇 측위에 적용한 실험을 수행하고, 이를 통해 측위 성능을 개선시킬 수 있는 방법들을 찾아본다. 특히 로봇 동작의 오차를 고려하지 않은 비-잡음 상태 전이 모델과 로봇 동작의 오차를 고려한 잡음 모델간의 비교 실험을 통해, 불확실성이 높은 실제 로봇 동작에 보다 근사한 상태 전이 모델이 파티클 필터 측위의 성능 개선에 도움이 될 수 있는지 분석해본다.

1. 서론

일반적으로 지능형 에이전트에게 요구되는 가장 기초적인 상황 인식(context recognition) 기능 중의 하나가 불확실한 센서 데이터에 의존하여 자신의 현재 위치가 어디인지를 파악하는 일이다. 복잡한 물리 공간(physical space)을 돌아다니며 사람들을 위해 다양한 서비스를 제공하는 지능형 에이전트인 이동 로봇의 경우도 작업 공간내 자신이 현재 어디에 위치하는지를 추정해내는 일은 다른 고수준의 작업 수행을 위해 기본적으로 요구되는 기능이면서도 실제로는 가장 어려운 일 중의 하나이다[1]. 본 논문에서는 대표적인 확률(probability) 기반의 측위 기법인 파티클 필터(Particle filter)[2, 3]를 실제 로봇 측위에 적용한 실험을 수행하고, 이를 통해 측위 성능을 개선시킬 수 있는 방법들을 찾아본다. 특히 로봇 동작의 오차를 고려하지 않은 비-잡음 상태 전이 모델(noise-free state transition model)과 로봇 동작의 오차를 고려한 잡음 모델(noisy model)간의 비교 실험을 통해, 불확실성이 높은 실제 로봇 동작에 보다 근사한 상태 전이 모델이 파티클 필터 측위의 성능 개선에 도움이 될 수 있는지 분석해본다.

2. 파티클 필터 기반의 측위

대표적인 확률 기반의 측위 방법으로 베이지 필터(Bayes filter)가 있다. 베이지 필터는 로봇 센서와 이동 모터의

불확실성(uncertainty) 고려하여 로봇의 위치에 대한 사후 확률 분포(posterior probability distribution)을 계산한다. 다음은 베이지 필터를 이용해 t 시간의 물체 위치에 대한 믿음(belief) $bel(x_t)$ 을 재귀적으로 계산하는 식을 나타낸다.

$$bel(x_t) = \eta P(z_t|x_t) \int P(x_t|x_{t-1}, u_t) bel(x_{t-1}) dx_{t-1}$$

이때, x_t 와 z_t , u_t 등은 각각 t 시간의 위치(location)와 센서 측정치(measurement), 이동 제어(control)를 나타낸다. 또, η 는 정규화 상수(normalization constant)를 나타내며, 조건부 확률 $P(z_t|x_t)$ 와 $P(x_t|x_{t-1}, u_t)$ 는 각각 측정 우도 확률(measurement likelihood probability)과 상태 전이 확률(state transition probability)을 나타낸다. 특히, 측정 우도 확률 $P(z_t|x_t)$ 은 현재 위치 x_t 에서 센서 측정치 z_t 를 얻을 가능성을 나타내며, 따라서 이 확률 분포를 센서 모델(sensor model), 혹은 인식 모델(perceptual model)로 부른다. 또 위치 이동 확률 $P(x_t|x_{t-1}, u_t)$ 은 이동 제어 u_t 로 인해 이전 위치 x_{t-1} 에서 새로운 위치 x_t 로 이동할 가능성을 나타내며, 따라서 이 확률 분포를 이동 모델(motion model), 혹은 상태 전이 모델(state transition model)로 부른다. 위치 혹은 상태들이 무한히 많은 연속 공간(continuous space)에서의 위치 추정을 위해서는 베이지 필터에 대한 적절한 근사(approximation)가 이루어져야 현실적으로 위치 추정이 가능하다.

파티클 필터(Particle filter)는 연속 공간상의 위치 추정

※ 본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음

을 위한 효율적인 베이지 필터의 한 근사방법으로서, t 시간에 물체의 위치 x_t 에 대한 사후 확률 분포 $bel(x_t)$ 를 유한 개의 샘플링된 파티클들로 표현하며, 이 파티클들은 각각 t 시간에 물체가 존재할 가능성이 큰 후보 위치를 나타낸다. 움직이는 물체의 위치 추정을 위한 파티클 필터는 <표 1>의 알고리즘과 같이 크게 세 단계로 구성된 과정을 반복한다[1]. 예측 단계(prediction step)에서는 상태 전이 모델 $p(x_t|x_{t-1}^{[m]}, u_t)$ 에 따라 파티클 집합 X_{t-1} 에 속한 각 파티클을 이동시켜 새로운 위치 상태 $x_t^{[m]}$ 를 구한다. 갱신 단계(update step)에서는 새로운 센서 측정치 z_t 와 인식 모델 $p(z_t|x_t^{[m]})$ 을 이용하여 새로운 위치 상태 $x_t^{[m]}$ 에 대한 가중치(weight) $w_t^{[m]}$ 를 계산한다. 리샘플 단계(resample step)에서는 가중치 $w_t^{[m]}$ 에 비례하는 확률에 따라 새로운 파티클 집합 X_t 에 포함될 파티클 $x_t^{[i]}$ 을 선정한다.

<표 1> 파티클 필터의 기본 알고리즘

Algorithm Particle_filter(X_{t-1}, u_t, z_t)

```

 $\hat{X}_t = X_t = \{\}$ 
for m=1 to M do
  // Prediction Step
  Sample  $x_t^{[m]}$  with probability  $p(x_t|x_{t-1}^{[m]}, u_t)$ 
  // Update Step
   $w_t^{[m]} = p(z_t|x_t^{[m]})$ 
   $\hat{X}_t = \hat{X}_t + \langle x_t^{[m]}, w_t^{[m]} \rangle$ 
endfor
for m=1 to M do
  // Resample Step
  Draw  $i$  with probability  $\propto w_t^{[m]}$ 
  Add  $x_t^{[i]}$  to  $X_t$ 
endfor
return  $X_t$ 

```

파티클 필터는 다른 베이지 필터 근사방법들과는 달리, 상태 전이 모델과 인식 모델의 선형화(linearization)나 공간 이산화(discretization) 없이도 매우 효율적으로 연속 공간상의 위치를 추정할 수 있다는 장점이 있다. 또 파티클 필터는 다른 베이지 필터 근사방법들에 비해 비교적 구현이 쉽고, 측위 성능도 높다는 장점이 있다.

3. 실험 환경 구성

본 논문에서는 실제 이동 로봇을 이용하여 앞서 설명한 파티클 필터 측위법에 대한 다양한 실험을 전개하였다. 실험에 사용된 로봇은 (그림 1)과 같은 구성의 Lego Mindstorm NXT 로봇이며, 로봇 측위 및 제어 프로그램

은 Java 프로그래밍 API인 leJos NXT [4]를 이용하여 구현하였다.



(그림 1) 실험용 로봇

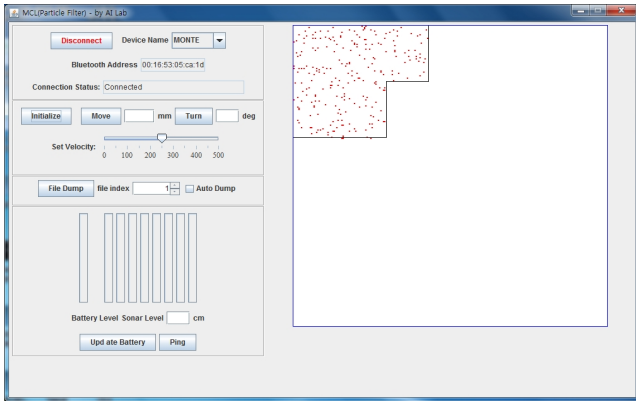
측위를 위한 주요 센서는 초음파 센서(ultrasonic sensor)로 (그림 1)과 같이 앞쪽 장애물까지의 거리 측정을 위해 로봇의 전면부에 설치되었다. 로봇의 이동(move) 동작과 회전(turn) 동작을 위해서는 이동 거리 측정이 가능한 인코더(encoder)가 내장된 두 바퀴 모터를 이용하였다. 측위를 위한 전체 시스템은 크게 이동 로봇과 PC 서버로 구성되며, 로봇과 PC 서버는 블루투스(Bluetooth)를 통해 무선으로 연결되었다. 사용자는 PC 서버쪽의 (그림 3)과 같은 그래픽 사용자 인터페이스(GUI)를 통해 이동 로봇의 움직임을 원격 제어함과 동시에 로봇으로부터 보내오는 센서의 측정치들과 이를 이용한 파티클 필터 기반의 측위 진행과정을 시각적으로 확인할 수 있다. 실험에 사용된 측위 실험 공간은 (그림 2)과 같이 구성하였다.



(그림 2) 측위 실험 공간

실제 로봇과 실험 공간에 파티클 필터 기반의 측위법을 적용하기 위해서는, 각 파티클 $x_t^{[m]}$ 의 상태 표현법, 측위용 센서의 측정 오차를 고려한 인식 모델 $p(z_t|x_t^{[m]})$, 모터의 회전 및 이동 오차를 고려한 상태 전이 모델 $p(x_t|x_{t-1}^{[m]}, u_t)$ 등을 정의해야 한다. 각 파티클 $x_t^{[m]}$ 의 상태는 2차원 절대 좌표(absolute coordinate) $\langle x_t, y_t \rangle$ 와 방향(orientation) θ_t 으로 이루어진 하나의 벡터(vector) $\overrightarrow{x_t^{[m]}}$ 로 나타낸다. 즉 $\overrightarrow{x_t^{[m]}} = \langle x_t, y_t, \theta_t \rangle$. 또, 본 연구에서는 초음파 센서의 측정 거리 오차를 고려하여 각 파티

클 $\overrightarrow{x_t^{[m]}}$ 에 대한 조건부 확률 $p(z_t|\overrightarrow{x_t^{[m]}})$ 는 하나의 정규 확률 분포 $N(z_t; m_s, \sigma_s^2)$ 를 따른다고 가정하였다. 이때, 측정치 z_t 는 로봇에 장착된 초음파 센서를 이용해 앞쪽의 벽까지 거리를 측정한 값을 나타내며, 평균 m_s 은 해당 파티클 $\overrightarrow{x_t^{[m]}}$ 의 위치좌표 $\langle x_t, y_t, \theta_t \rangle$ 를 이용해 가장 가까운 벽까지 거리를 계산한 값으로, 분산 σ_s^2 은 센서 오차 실험을 통해 얻은 상수 1.0으로 각각 설정하였다.

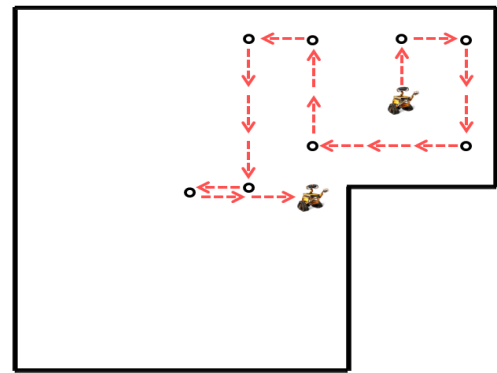


(그림 3) 로봇 측위 프로그램의 실행 화면

한편, 본 연구에서는 로봇 모터의 이동 및 회전 동작의 오차를 고려하여 상태 전이 모델 $p(\overrightarrow{x_t}|\overrightarrow{x_{t-1}^{[m]}})$ 을 정의하였다. 먼저, 각 파티클 $\overrightarrow{x_{t-1}^{[m]}}$ 에서 u_t 거리만큼의 직진 이동 제어를 준 후, $\overrightarrow{x_t}$ 의 위치에 있을 사후 확률 $p(\overrightarrow{x_t}|\overrightarrow{x_{t-1}^{[m]}})$ 는 하나의 정규 확률 분포 $N(\overrightarrow{x_t}; m_d = \langle x_d, y_d, \theta_d \rangle, \sigma_d^2)$ 를 따른다고 가정하였다. 이때, $\theta_d = \theta_{t-1}$, 그리고 $x_d = x_{t-1} + 0.92 * u_t * \cos \theta_{t-1}$ 와 $y_d = y_{t-1} + 0.92 * u_t * \sin \theta_{t-1}$ 로 설정하였으며, 분산 σ_d^2 은 상수 9.0으로 설정하였다. 이것은 이동 거리 u_t 만큼의 제어를 주면 로봇의 실제 이동 거리는 u_t 의 평균 92% 정도만 이동한다는 의미이다. 또, 각 파티클 $\overrightarrow{x_{t-1}^{[m]}}$ 에서 u_t 각도만큼의 회전 제어를 준 후, $\overrightarrow{x_t}$ 의 위치에 있을 사후 확률 $p(\overrightarrow{x_t}|\overrightarrow{x_{t-1}^{[m]}})$ 는 역시 하나의 정규 확률 분포 $N(\overrightarrow{x_t}; m_d = \langle x_d, y_d, \theta_d \rangle, \sigma_d^2)$ 를 따른다고 가정하였다. 하지만, 이때 절대 좌표는 $x_d = x_{t-1}$ 와 $y_d = y_{t-1}$ 로 불변이 되, 방향은 $\theta_d = \theta_{t-1} + 1.03 * u_t$ 로 변경되도록 설정하였으며, 분산 σ_d^2 은 상수 13.0으로 설정하였다. 이것은 회전각 u_t 만큼 제어를 주면, 로봇의 실제 회전각은 u_t 보다 평균 약 3% 정도 더 회전하는 회전 오차를 반영한 것이다.

4. 실험 및 평가

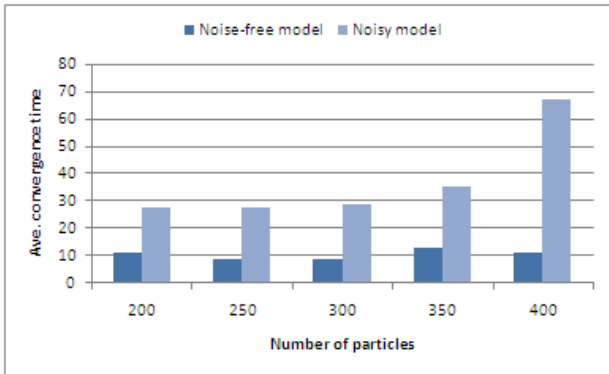
본 논문에서는 앞서 설명한 파티클 필터 기반의 로봇 측위 시스템을 이용한 다양한 실험들을 수행하고, 그 성능을 평가하였다. 실험에서 성능 평가를 위한 척도로 측위에 사용되는 파티클들의 수에 따른 평균 수렴 시간 (convergence time)과 평균 오차 거리(error distance)를 측정하였다. 일반적으로 수렴 시간은 대부분의 파티클들이 동일한 위치로 추정되는 일정한 지역범위 안으로 모여드는데 걸리는 소요시간을 말한다. 따라서 측정된 수렴 시간이 짧을수록, 위치 추정에 대한 불확실성(uncertainty)을 더 빠르게 감소시켰다는 것을 의미한다. 한편, 오차 거리는 로봇의 실제 위치와 파티클 필터에 의한 추정 위치간의 오차(error)를 두 지점간의 거리값(distance)으로 표시한 것을 말한다. 따라서 오차 거리가 짧을수록, 측위의 정확도(accuracy)가 더 높다고 판단할 수 있다. 이 두 가지 척도로 보면 가장 이상적인 파티클 필터 측위는 빠른 수렴과 함께 높은 측위 정확도를 보이는 것이며, 이것은 각각 짧은 수렴 시간과 짧은 오차 거리로 측정될 수 있다.



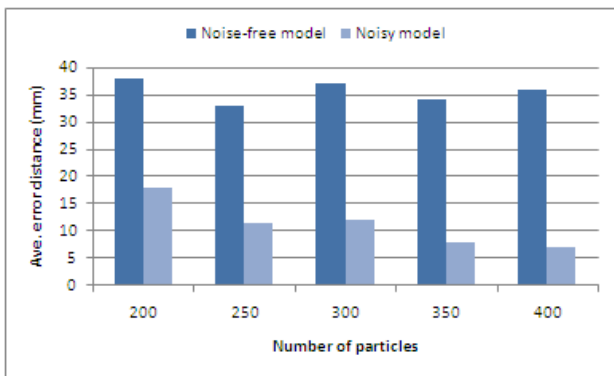
(그림 4) 실험을 위한 로봇 이동 경로

또한, 본 논문에서는 서로 다른 상태 전이 모델(state transition model)이 파티클 필터 측위 성능에 어떤 영향을 미치는지 알아보기 위해, 로봇 동작의 불확실성을 고려하지 않은 비-잡음 모델(noise-free model)과 앞서 3장에서 소개한 방식의 잡음 모델(noisy model)을 비교 실험하였다. 측위 실험은 매번 동일한 출발점에서 시작하여 (그림 4)와 같은 궤적(trajjectory)을 따라 실제 로봇을 회전 및 이동시키면서 파티클 필터를 이용한 측위를 수행한다. 그리고 이와 같은 측위 과정은 파티클들이 수렴할 때까지 계속되며, 일단 파티클들이 수렴하면 수렴 시간과 오차 거리를 측정하였다. 파티클들의 수렴에 대한 판단은 본 실험의 경우, 파티클들이 약 2mm 반경의 원(circle) 이내의 지역으로 모여들면 수렴한 것으로 판단하였다. 또한, 실험의 환경과 여건을 고려하여, 수렴 시간은 파티클들이 수렴할 때까지 수행한 회전 동작 및 이동 동작의 총 개수로 대신하였고, 오차 거리는 마지막 수렴 순간의 오차 거리만을 측정하였다. 이와 같은 측위 실험을 파티클들의 개수를 200개, 250개, 300개, 350개, 400개로 증가시키면서, 서로

다른 두 가지 모델에 대해 각각 10회씩 반복함으로써, 총 100회의 측위 실험을 전개하였다.



(그림 5) 파티클 개수에 따른 평균 수렴 시간



(그림 6) 파티클 개수에 따른 평균 오차 거리

(그림 5)와 (그림 6)은 실험 결과로서 수렴 시간과 오차 거리를 각각 비교한 그래프들이다. 먼저 (그림 5)의 수렴 시간을 살펴보면, 비-잡음 상태 전이 모델의 경우 파티클 수가 증가함에 따라 수렴 시간에 큰 변화를 보이지 않았다. 하지만, 잡음 모델을 적용한 경우, 파티클 수가 일정 수준 이상 증가하면 수렴 시간도 따라 증가하였음을 알 수 있다. 이러한 현상은 두 모델의 특성에 기인한 것으로 판단된다. 일반적으로 어떤 상태 전이 모델을 적용하든지 파티클 수가 증가하면, 처음에 상태 공간 전역에 걸쳐 넓게 분포해있는 파티클들이 수렴하기까지 소요시간은 증가하기 마련이다. 하지만 비-잡음 모델의 경우, 매순간 사용자의 제어에 따라 수행되는 로봇 동작에 아무런 오차가 발생하지 않는다고 가정하기 때문에 측위 시스템의 내부 계산상으로는 불확실성이 없는 매우 이상적인 상태 전이가 이루어질 수 있기 때문에 좀 더 빠른 파티클들의 수렴을 이끌어낼 수 있다. 따라서 파티클의 수가 증가하여도, 본 실험에서는 뚜렷한 수렴 시간의 증가를 보이지 않은 것으로 판단한다. 반면에, 난수 발생기(random number generator)를 이용하여 실제 로봇 환경에 근사하게 동작 오차를 구현하는 잡음 모델은 측위 시스템의 내부 계산상으로는 비-결정적 상태 전이(non-deterministic state transition)를 진행할 수밖에 없어 파티클들의 수렴이 상대

적으로 더 어렵다. 따라서 본 실험에서도 파티클의 수가 증가함에 따라, 수렴 시간의 증가도 뚜렷하게 나타난 것으로 판단한다.

다음은 측위의 정확도를 비교하기 위해 (그림 6)의 오차 거리 측정 실험 결과를 살펴보면, 비-잡음 모델의 경우 파티클의 수가 증가하여도 역시 평균 오차 거리에는 큰 변화를 보이지 않았으나, 대부분의 실험들에서 매우 높은 오차 거리를 보여주고 있다. 반면에, 잡음 모델을 적용한 경우는 파티클의 수가 증가함에 따라 평균 오차 거리가 뚜렷하게 감소하였으며, 전체적으로도 비-잡음 모델의 경우에 비해 매우 낮은 오차 거리를 보여주고 있다. 이러한 현상 역시 앞서 설명한대로 실제 로봇 동작의 오차를 근사하게 모델링한 잡음 모델이 그렇지 않은 비-잡음 모델에 비해 측위 시스템의 내부 계산상으로도 실제에 더 가까운 상태 전이를 전개할 수 있었기 때문에, 결과적으로 측위의 정확도를 높일 수 있었다고 판단한다.

본 실험을 통해, 실제 로봇 동작의 오차에 더 근사하게 모델링할 수 있는 상태 전이 모델을 적용하는 것이 파티클들의 수렴 속도는 늦출 수 있으나, 훨씬 더 높은 측위 정확도를 얻는데 도움이 된다는 것을 확인할 수 있었다. 그리고 이러한 잡음 모델을 적용하는 경우에 한해서는, 파티클들의 수를 어느 일정 수준까지 증가시킬수록 측위 정확도를 더 향상시킬 수 있다는 사실도 확인할 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 로봇 센서와 동작의 불확실성을 극복하기 위해 대표적인 확률 기반의 측위 기법인 파티클 필터를 실제 로봇 측위에 적용한 실험을 수행하고, 이를 통해 측위 성능을 개선시킬 수 있는 방법들을 제안하였다. 특히 로봇 동작의 오차를 고려하지 않은 비-잡음 상태 전이 모델과 로봇 동작의 오차를 고려한 잡음 모델간의 비교 실험을 통해, 불확실성이 높은 실제 로봇 동작에 보다 근사한 상태 전이 모델이 파티클 필터 측위의 성능 개선에 도움이 될 수 있음을 확인하였다. 향후에는 보다 다양한 형태의 공간들에서 추가적인 측위 실험들을 전개하여 잡음 상태 전이 모델의 효과를 확인할 예정이며, 파티클들의 수렴성과 측위 정확도를 개선시킬 수 있는 새로운 리샘플링 전략에 대한 연구도 진행할 예정이다.

참고문헌

- [1] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, Dieter Fox, Probabilistic Robotics, MIT Press, 2005.
- [2] Jeong Woo, et al, "Localization of Mobile Robot using Particle Filter", Proc. of SICE-ICASE-2006, 2006.
- [3] Dieter Fox, Wolfram Burgard, Frank Dellaert and Sebastian Thrun, "Monte Carlo Localization: Efficient Position Estimation of Mobile Robots", Proc. of AAAI-1999, 1999.
- [4] Brian Bagnall, et al, leJOS: Java for Lego Mindstorms, <http://lejos.sourceforge.net>, 2009.